Journal of Agricultural Machinery

Homepage: https://jame.um.ac.ir

Research Article
Vol. 15, No. 2, 2025, p. 145-164

Investigation, Optimization of Energy Consumption and Yield Modeling of Two Paddy Cultivars with Genetic-Artificial Bee Colony Algorithm

S. Sharifi[1], N. Hafezi[2], M. H. Aghkhani[1*]

1- Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran
2- Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran
(*- Corresponding Author Email: aghkhani@um.ac.ir)

Received: 07 June 2022 Revised: 01 October 2022 Accepted: 29 October 2022 Available Online: 02 December 2024	**How to cite this article:** Sharifi, S., Hafezi, N., & Aghkhani, M. H. (2025). Investigation, Optimization of Energy Consumption and Yield Modeling of Two Paddy Cultivars with Genetic-Artificial Bee Colony Algorithm. *Journal of Agricultural Machinery, 15*(2), 145-164. (in Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jam.2022.77064.1108

Introduction

Efficient use of energy in paddy production can lower greenhouse gas emissions, safeguard agricultural ecosystems, and promote the growth of sustainable agriculture. Meanwhile, intelligent agriculture has come to the aid of farmers and policy-makers by harnessing cutting-edge technologies, which will lead to sustainable welfare and the comfort of human society in the present and the future. Therefore, this study aimed to analyze energy consumption and production, as well as model and optimize the yield of two paddy cultivars using Artificial Bee Colony (ABC) and Genetic Algorithms (GA).

Materials and Methods

Extensive research data was collected by thoroughly examining documentary and library resources, as well as conducting face-to-face questionnaires with 120 paddy farmers and farm owners in Rezvanshahr city, located in the province of Guilan, Iran, during the 2019-2020 production year. The farms consisted of 80 high-grading and 40 high-yielding paddies. The independent variables were machinery, diesel and gasoline fuels, electricity, seed, compost and straw, biocides, fertilizers, and labor. The dependent variable was paddy yield per hectare [of the farm area]. In the first step, energy consumption and production were calculated by multiplying the variables by their corresponding coefficients. In the second step, all the variables that maximize paddy yield were entered into MATLAB software. An artificial bee colony (ABC) algorithm with a novel and straightforward elitism structure was utilized to enhance the fitness function of the genetic algorithm (GA). The Sphere, Repmat, and Unifrnd functions were employed to determine the objective function, define the position of the bee colony, and quantify the position of the bee colony, respectively. In each generation, 900 new solutions were created, and the algorithm iterated 200 times. For the genetic algorithm, the population was defined as a double vector with a size of 100.

Results and Discussion

The findings revealed that the Hashemi (high-grading) paddy cultivar had an average energy consumption and production of 55.973 and 30.742 GJ·ha^{-1}, respectively. The Jamshidi (high-yielding) paddy cultivar had an average energy consumption of 54.796 GJ·ha^{-1} and double the energy production of the Hashemi at 62.522 GJ·ha^{-1}. In both cultivars, agricultural machinery consumed the highest amount of energy, while straw consumed the lowest amount. The average energy consumption of tractors in the Hashemi and Jamshidi cultivars was 25.111 and 25.865 GJ·ha^{-1}, respectively, accounting for 44.862% and 47.202% of the total average consumed energy. This undoubtedly demonstrates the significant effect of this input and reflects the operators' skill and experiential knowledge. The evaluation indexes, including R^2, RMSE, MAPE, and EF, as well as statistical

https://doi.org/10.22067/jam.2022.77064.1108

comparisons such as mean, STD, and distribution, consistently demonstrated that the ABC algorithm provided the essential conditions for the fitness function. The results of the bee-genetic algorithm optimization revealed that the majority of the consumed resources could be effectively managed on the farm to closely match optimal conditions. Through this optimization, energy consumption in the Hashemi and Jamshidi cultivars was reduced by 53.96% and 39.41%, respectively.

Conclusion

Given its impressive performance and potential for minimizing energy consumption, the ABC-GA algorithm offers an opportunity for policymakers in energy resource management and rice industry managers to develop innovative strategies for significantly reducing energy usage in rice production. This approach could lead to more sustainable and efficient practices in the agricultural sector.

Keywords: Artificial Bee Colony Algorithm, Genetic Algorithm, Optimization, Paddy

نشریه ماشین‌های کشاورزی
https://jame.um.ac.ir

مقاله پژوهشی
جلد ۱۵، شماره ۲، تابستان ۱٤۰٤، ص ۱٦٤-۱٤٥

بررسی، بهینه‌سازی مصرف انرژی و مدل‌سازی عملکرد دو رقم شلتوک با الگوریتم ژنتیک-کلونی زنبور عسل مصنوعی

سینا شریفی[1]، نگار حافظی[2]، محمد حسین آق‌خانی[1*]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۳/۱۷
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۸/۰۷

چکیده

استفاده کارآمد از انرژی در تولید شلتوک برنج، با کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای، از تخریب بوم‌نظام‌های کشاورزی جلوگیری نموده و سبب توسعه کشاورزی پایدار می‌شود. هدف از این مطالعه، بررسی، مقایسه، بهینه‌سازی مصرف انرژی و مدل‌سازی عملکرد محصول در تولید دو رقم شلتوک با الگوریتم ژنتیک-کلونی زنبور عسل مصنوعی بود. داده‌ها از طریق مصاحبه با ۱۲۰ کشاورز و صاحب مزرعه جمع‌آوری شد. نتایج نشان داد که در رقم مرغوب هاشمی و رقم پُرمحصول جمشیدی میانگین کل انرژی مصرفی به‌ترتیب ۵۵/۹۷۳ و ۵۴/۷۹۶ گیگاژول بر هکتار بود و میانگین کل انرژی تولیدی به‌ترتیب ۳۰/۷۴ و ۶۲/۵۲ گیگاژول بر هکتار به‌دست آمد که نشان از افزایش ۲/۰۳ برابری انرژی تولیدی در رقم جمشیدی نسبت به رقم هاشمی داشت. ارزیابی شاخص‌های R^2، RMSE، MAPE، EF و مقایسه آماری میانگین، واریانس و توزیع آماری در مدل تلفیقی الگوریتم ژنتیک-کلونی زنبور عسل مصنوعی بیانگر نتایج مطلوب الگوریتم زنبور عسل مصنوعی به‌عنوان تابع برازندگی الگوریتم ژنتیک بود. همچنین، نتایج بهینه‌سازی مصرف انرژی توسط الگوریتم ترکیبی ژنتیک-کلونی زنبور عسل مصنوعی نشان داد که بیشتر منابع مصرفی از حالت بهینه فاصله دارند که با مدیریت صحیح امکان صرفه‌جویی مصرف انرژی در رقم‌های هاشمی و جمشیدی به‌ترتیب ۵۳/۹۶ و ۳۹/۴۱ درصد وجود دارد. ارقام پُرمحصول با هدف تأمین امنیّت غذایی، آبی و انرژی اصلاح شده‌اند. نتایج پژوهش حاضر، می‌تواند در شناسایی پتانسیل صرفه‌جویی انرژی در صنعت برنج کشور کمک به‌سزایی داشته باشد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم ژنتیک، الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی، بهینه‌سازی، شلتوک

مقدمه

بهینه‌سازی مصرف انرژی راهکاری است که علاوه بر امکان افزایش تولید محصولات کشاورزی، با بهبود شرایط اقتصاد کشاورزان و دسترسی به کشاورزی پایدار در جوامع روستایی می‌تواند در شناخت منابع انتشار گازهای گلخانه‌ای، پتانسیل گرمایش جهانی و تغییرات آب و هوایی اثربخش باشد؛ علاوه بر این، بهینه‌سازی به‌عنوان یکی از ابزارهای قدرتمند برای مدیریت منابع زیست‌محیطی، بهبود کارایی انرژی، زمان و هزینه انجام کار در بخش‌های مختلف کشاورزی به‌کار گرفته شده است (Cubero *et al.*, 2014; Gracia, Diezma-Iglesias, Barreiro, Gardini, & Aditya, 2013; Hosseinzadeh-Bandbafha, Safarzadeh, Ahmadi, & Nabavi-Pelesaraei, 2018; Mousavi-Avval, Rafiee, & Mohammadi, 2011).

به‌طور کلی در بهینه‌سازی از دو نوع الگوریتم قطعی و احتمالی استفاده می‌شود. در الگوریتم‌های احتمالی که با الهام از رفتار موجودات در طبیعت بهره گرفته‌شده، از روش‌هایی با تکرارهای تصادفی استفاده می‌شود. الگوریتم‌های ژنتیک[4] (GA) و کلونی زنبور عسل مصنوعی[5] (ABC) از روش‌های مهّم بهینه‌سازی احتمالی هستند. الگوریتم ژنتیک با روش استقرایی جامع در انتخاب الگوریتم یادگیری مدل از پاسخ‌های مشابه دوری نموده و در حداقل‌های محلی

۱- گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران
۲- گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران
(*- نویسنده مسئول: Email: aghkhani@um.ac.ir)
https://doi.org/10.22067/jam.2022.77064.1108

4- Genetic Algorithm
5- Artificial Bee Colony algorithm

متوقف نمی‌شود (Imani, Hosseinpour, Keyhani, & Azimzadeh, 2020). از سوی دیگر، الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی از روش‌های بسیار کارآمدی است که با ماهیّت تصادفی خود می‌تواند به‌راحتی راه‌حل مساله را استخراج کند و با پارامترهایی کنترلی کم، توانایی زیادی در اکتشاف فضای جستجو و انعطاف‌پذیری بالایی در مسائل مختلف دارد. سهولت ترکیب الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی با روش‌های دیگر مانند الگوریتم ژنتیک به‌دلیل همگرایی سریع از مزایای الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی می‌باشد (Le Dinh, Vo Ngoc, & Vasant, 2013; Shukla, 2020).

بررسی و بهینه‌سازی جریان انرژی در تولید شلتوک در استان گیلان با استفاده از مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها[1] (DEA) و الگوریتم ژنتیک چندهدفه[2] (MOGA) نشان داد که بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک چندهدفه، امکان صرفه‌جویی ۷۱/۶۳ درصدی (معادل ۳۶/۹۴۸ گیگاژول بر هکتار) را در مجموع انرژی مصرفی به دنبال داشت. همچنین بررسی اثرات زیست‌محیطی نشان از انتشار ۱/۱۱۶ تن دی‌اکسید کربن معادل در مزارع مورد بررسی داشت، به‌طوری که بیشترین میزان آلایندگی در تولید شلتوک مربوط به سموم و کودهای شیمیایی بود (Nabavi-Pelesaraei, Rafiee, Mohtasebi, Hosseinzadeh-Bandbafha, & Chau, 2017). در تحقیقی دیگر، نتایج بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک چندهدفه در کارخانجات شالیکوبی برنج با اهداف بیشینه‌سازی انرژی خروجی، حداقل‌سازی اثرات زیست‌محیطی و حداکثرسازی سود خالص نشان داد که امکان کاهش ۲۴ درصدی مصرف انرژی، ۹ درصدی اثرات زیست‌محیطی و افزایش ۴۱ درصدی سود خالص وجود دارد (Nabavi-Pelesaraei, Rafiee, Mohtasebi, Hosseinzadeh-Bandbafha, & Chau, 2019). کارایی مطلوب الگوریتم ژنتیک در تحقیقات مختلف مانند برنامه‌ریزی فازی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک جهت دستیابی به مدل تصمیم‌گیری بهینه منابع مغذی لازم برای بیشینه‌سازی عملکرد برنج (Sharma & Jana, 2009)، بهینه‌سازی فرآیند خشک‌کردن شلتوک با مادون قرمز در خشک‌کن بستر سیال (Pour-Bagher, Rohani, Rahmati, & Abbaspour-Fard, 2018)، بهینه‌سازی ترکیبات مختلف کود شیمیایی برای بهبود اقتصادی عملکرد برنج (Anissa, Mahmudy, & Widodo, 2019) و استفاده از الگوریتم ژنتیک به‌منظور افزایش دقّت انتخاب ویژگی گیاه برنج در فناوری هوش لمسی (Chen, Mao, Ma, & Qi, 2020) نشان داده شده است.

در بهینه‌سازی و کاهش اوج تقاضای برق در کارخانه شالیکوبی برنج، استفاده از الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی نشان داده است که به لحاظ کاهش هزینه‌ها و صرفه‌جویی در اوج تقاضای برق به میزان ۱۷/۵ درصد نسبت به الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات[3] (PSO) و تکامل تفاضلی[4] (DE) کارایی بهتری دارد (Loganthurai, Rajasekaran, & Gnanambal, 2016). در پژوهشی دیگر، از الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی جهت پیش‌بینی میزان انتشار دی‌اکسیدکربن تا سال ۲۰۴۰ با توجّه به متغیرهای نرخ رشد جمعیت، تولید ناخالص داخلی، تجارت و مصرف نفت، گاز طبیعی، زغال‌سنگ و مجموع تقاضای انرژی، استفاده شده است (Behrang, Assareh, Assari, & Ghanbarzadeh, 2011). استفاده از الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی جهت بهبود کارایی پیش‌بینی انتشار دی‌اکسیدکربن با استفاده از اطلاعات سرانه تولید ناخالص داخلی، حجم سرمایه‌گذاری، مجموع استفاده از وسایل نقلیه و انرژی مصرفی نیز عملکرد مطلوبی را نشان داده است (Shabri, Samsudin, & Hezzam, 2021). همچنین، عملکرد مطلوب الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی در طبقه‌بندی شلتوک برنج (Wan, Chang, Peng, & Chen, 2017)، آموزش شبکه عصبی- فازی[5] (ANFIS) با هدف بررسی کیفیت مزارع برنج توسط ربات پرنده (Camci, Kripalani, Ma, Kayacan, & Khanesar, 2018)، آشکارسازی خطوط کشت گیاه برنج توسط الگوریتم خوشه‌بندی کلونی زنبور عسل مصنوعی (Zeng, Wu, Hu, Tang, & Liu, 2019) و بهینه‌سازی سیستم ترکیبی خورشیدی-بادی با هدف کمینه‌سازی هزینه‌های سالانه (Geleta & Manshahia, 2021) اثبات شده است.

یکی از مهّم‌ترین مراحل در اجرای بهینه‌سازی توسط الگوریتم ژنتیک، به‌کارگیری تابع برازندگی (Fitness) کارا و دقیق در مرحله برازندگی است. در واقع، بدون این مرحله نمی‌توان ادعا کرد که بهینه‌سازی توسط الگوریتم ژنتیک در بهترین وضعیت ممکن اجرا می‌شود. در مطالعه حاضر از نخبه‌گرایی (Elitism) با ساختاری ساده و بدیع الگوریتم زنبور عسل مصنوعی استفاده شد و با بررسی تحقیقات پیشین مشخص شد که تاکنون از مدل ترکیبی ژنتیک-زنبور عسل مصنوعی برای بهینه‌سازی مصرف انرژی مدل‌سازی عملکرد شلتوک و برنج استفاده نشده است و همین امر جنبه تمایز و نوآوری مطالعه حاضر را فراهم می‌نماید. هدف از این مطالعه بررسی، مقایسه، بهینه‌سازی مصرف انرژی و مدل‌سازی مقدار عملکرد تولیدی شلتوک در رقم‌های مرغوب هاشمی و پُرمحصول جمشیدی با استفاده از مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک-زنبور عسل مصنوعی در شهرستان رضوانشهر می‌باشد.

1- Data Envelopment Analysis
2- Multi Objective Genetic Algorithm
3- Particle Swarm Optimization
4- Differential Evolution
5- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

مواد و روش‌ها

منطقه‌ی مورد پژوهش

مطالعه پیمایشی حاضر در سال زراعی ۹۹-۱۳۹۸ (از دی ماه تا مرداد ماه) در شهرستان رضوانشهر در طول جغرافیایی ۴۸ درجه و ۴۰ دقیقه تا ۴۹ درجه و ۱۳ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی ۳۷ درجه و ۲۵ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۴۰ دقیقه شمالی انجام شد. این شهرستان دارای میانگین بارندگی سالیانه ۱۱۹۷ میلی‌متر، میانگین رطوبت نسبی هوا ۸۵/۵ درصد، میانگین حداکثر دما ۲۰/۱۹ درجه سلسیوس و میانگین دما ۱۵/۷۴ درجه سلسیوس می‌باشد (Riahi & Javan, 2016). در استان گیلان، کشت رقم هاشمی به دلیل مرغوبیّت بالا توسط شالیکاران رواج بیشتری دارد. در سال‌های اخیر، رقم پُرمحصول جمشیدی نیز در سطح شهرستان رضوانشهر کشت می‌شود. هر دو رقم جزء رقم‌های دانه‌بلند می‌باشند و دارای خصوصیات ابعادی مشابه یکدیگر هستند. نمونه آماری، از میان ۲۲۰ صاحب مزرعه و کشاورز شهرستان رضوانشهر که به کشت دو رقم هاشمی و جمشیدی می‌پرداختند، انتخاب شدند. بر اساس روابط (۱) (Cochran, 1977) و (۲) (Sarai, 1993)، ۸۰ و ۴۰ کشاورز و صاحب شالیزار ۰/۲ تا ۱/۸ هکتاری به‌ترتیب برای رقم هاشمی و رقم جمشیدی برای مصاحبه حضوری و تکمیل پرسشنامه تعیین شدند (Nabavi-Pelesaraei *et al.*, 2017; Taheri-Rad, Khojastehpour, Rohani, & Khoramdel, 2017). در مرحله پیش‌آزمون بر اساس اطلاعات اسنادی و کتابخانه‌ای، ۲۰ صاحب مزرعه و کشاورز شهرستان رضوانشهر برای بررسی متغیرهای ورودی و جمع‌آوری اطلاعات، دعوت به مصاحبه شدند.

$$n = \frac{\frac{z^2 \cdot p \cdot q}{d^2}}{1 + \frac{1}{N}\left(\frac{z^2 \cdot p \cdot q}{d^2} - 1\right)} \quad (۱)$$

$$n' = \frac{n}{1 + \frac{n}{N}} \quad (۲)$$

در رابطه (۱)، n حجم نمونه، N جامعه آماری تحقیق، q=۰/۵ و p به‌ترتیب احتمال بهینه بودن و نبودن متغیرها، z^2=۳/۱۴۸ سطح اطمینان ۹۵ درصد و d=۰/۰۵ حداکثر دقّت نمونه‌گیری بود. به‌دلیل محدودیت زمانی از تصحیح یتس[1] (رابطه ۲) برای کاهش حجم نمونه آماری استفاده شد (Sarai, 1997).

در رابطه (۲)، n' تعداد نمونه‌های تصحیح‌شده بود.

نهاده‌ها و انرژی مصرفی

جدول ۱، ضرایب و واحدهای مربوط به نهاده‌ها و ستانده در مزارع تولید شلتوک را نشان داده است.

اطلاعات عملیاتی مربوط به یک هکتار سطح زیر کشت شلتوک در مزارع منطقه که شامل عملیات آماده‌سازی زمین و خاک‌ورزی اولیه (نیروی کار، استفاده از پادلر، تراکتور و سوخت آنان، برق و کمپوست)، عملیات خزانه‌گیری (نیروی کار، آب، بذر، سم شیمیایی و انرژی برق)، عملیات خاک‌ورزی ثانویه و کاشت (نیروی کار، استفاده از روتیواتور، نشاءکار، تراکتور و سوخت آنان، کود و سم شیمیایی)، عملیات داشت (نیروی کار، کود و سم شیمیایی) و عملیات برداشت (نیروی کار، استفاده از خرمنکوب، تراکتور و سوخت آنان) بوده است به تفکیک میزان استفاده در هر مرحله جمع‌آوری شد. محاسبات مصرف انرژی در عملیات خاک‌ورزی ثانویه، کاشت و داشت به‌دلیل همپوشانی فاصله زمانی، در یک مرحله مورد بررسی قرار گرفت. بر اساس جدول ۱، میزان انرژی با ضرب‌نمودن مقدار مصرف نهاده‌ها و شلتوک تولیدی در ضرایب متناظر انرژی به‌دست آمد (Taheri-Rad *et al.*, 2017). انرژی استفاده از ماشین‌های کشاورزی نیز بر اساس رابطه (۳) محاسبه شد (Hosseinzadeh-Bandbafha *et al.*, 2018).

$$ME = \frac{G \times M_P \times t}{T} \quad (۳)$$

در رابطه (۳)، ME انرژی کاربرد ماشین‌های کشاورزی (مگاژول در هکتار)، G جرم ماشین‌ها (کیلوگرم)، t مدت زمان کاربرد ماشین‌ها (ساعت در هکتار)، M_P انرژی مواد اولیه و T عمر مفید ماشین‌ها (ساعت) می‌باشد.

الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی

استراتژی عملکرد زنبورها به این صورت است که یک سری زنبورهای پیشرو یا پیش‌آهنگ[2] وظیفه پیدا کردن منابع غذایی را بر حسب مرغوبیّت منابع غذایی (مقدار بیشینه متغیر پاسخ) از منطقه غذایی مورد نظر دارند و این منابع را به سایر زنبورها به زبان خود و به شکل حرکات مخصوص در قالب الگوریتم زنبور عسل (شکل ۱) منتقل می‌کنند. در مطالعه کنونی، موقعیت منطقه غذایی انتخاب شده توسط زنبورهای پیشرو و پیرو[3] طبق رابطه (۴) در نظر گرفته شد (Yarpiz, 2021).

$$x_{goal} \sim U(x_0 - r, x_0 + r) \quad (۴)$$

در رابطه (۴)، x_0 و x_{goal} به‌ترتیب مختصات منطقه غذایی انتخاب شده توسط زنبورهای پیرو و پیشرو، U بیان‌گر توزیع یکنواخت در شعاع همسایگی r می‌باشد. مقدار U برابر با ۰/۱ تفاوت کران بالا و پایین متغیرها، در نظر گرفته شد. برای افزایش همگرایی شعاع همسایگی r، طول گام‌ها، مرحله به مرحله در پایان هر تکرار با مقدار ۰/۹۹ میرا[4] شدند. همچنین فرض شد، میانگین بی‌نهایت تعداد دفعات مسیرهای طی شده توسط زنبورهای پیرو، مختصات x_0 را بازتولید کنند (رابطه ۵). تابع هدف الگوریتم بر اساس رابطه (۶) بود.

1- Yates

2- Scout Bee
3- Recruited Bee
4- Damp

جدول ۱– ضرایب انرژی ورودی‌ها و خروجی در تولید شلتوک

Table 1- Energy coefficients of inputs and output of the paddy production

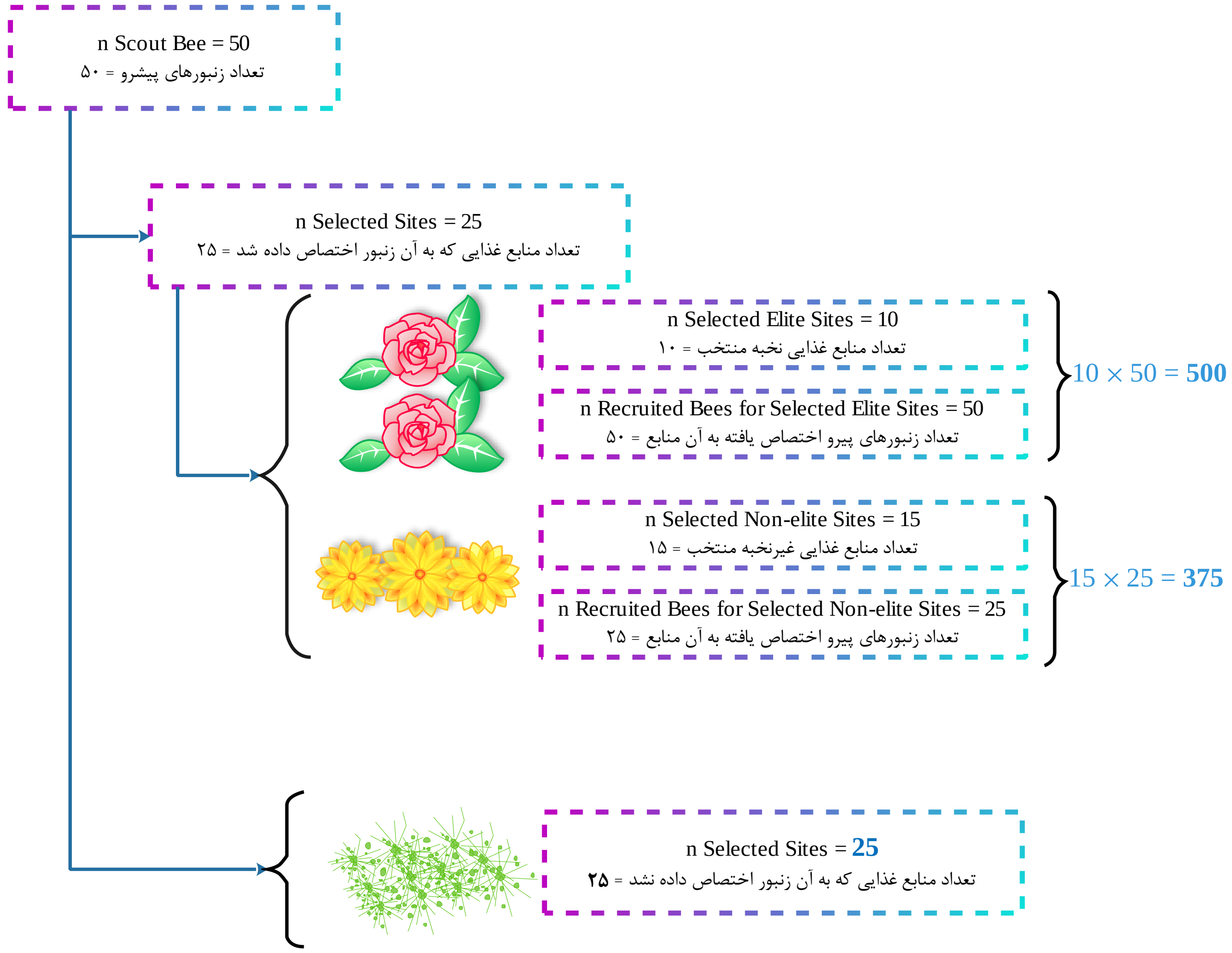
نهاده‌ها **Inputs**	**Unit**	**Energy-eq (Ref.)**	نهاده‌ها و ستانده **Inputs & Output**	**Unit**	**Energy-eq (Ref.)**
الف) نهاده‌ها A) Inputs			سولفات روی Zinc sulphate	MJ.kg^{-1}	20.9(1)
نیروی کار Labor			سوخت‌ها و برق Fuels & Electricity		
مرد Man	MJ.h^{-1}	1.96(1)	دیزل Diesel	MJ.L^{-1}	47.8(6)
زن Woman	MJ.h^{-1}	1.57(1)	بنزین Gasoline	MJ.L^{-1}	46.3(6)
ماشین‌های کشاورزی Agricultural Machinery			برق Electricity	MJ.kWh^{-1}	10.7(3)
تراکتور Tractor	MJ.h^{-1}	10.944(1)	مواد آلی Organic matter		
پادلر Puddler	MJ.h^{-1}	2.508(1)	بذر برنج Rice seed	MJ.kg^{-1}	14.70(2)
روتیواتور Rotivator	MJ.h^{-1}	10.283(1)	کمپوست Compost	MJ.kg^{-1}	5.08(7)
نشاءکار Transplanter	MJ.h^{-1}	9.405(1)	کاه و کلش برنج Rice straw	MJ.kg^{-1}	6.5(3)
دروگر Reaper	MJ.h^{-1}	5.518(1)	سموم شیمیایی Biocides		
خرمنکوب Thresher	MJ.h^{-1}	7.524(1)	علف‌کش Herbicide	MJ.kg^{-1}	85(5)
کودهای شیمیایی Fertilizers			آفت‌کش Pesticide	MJ.kg^{-1}	229(5)
نیتروژن Nitrogen	MJ.kg^{-1}	58.7(4)	قارچ‌کش Fungicide	MJ.kg^{-1}	115(5)
فسفات Phosphate	MJ.kg^{-1}	17.1(4)	ب) ستانده B) Output		
پتاس Potash	MJ.kg^{-1}	8.83(4)	شلتوک Paddy	MJ.kg^{-1}	14.70(2)

1- Nassiri and Singh, 2009, 2- Ozkan, Akcaoz, and Fert, 2004, 3- Gummert *et al.*, 2020, 4- Van-hung *et al.*, 2019, 5- Yodkhum, Sampattagul, and Gheewala, 2018, 6- Kitani, Jungbluth, Peart, and Ramdani, 1999, 7- Salehi, Ebrahimi, Maleki, and Mobtaker, 2014

$$E\{x_{goal}\} = x_0 \quad (۵)$$

$$z = sph = f_{sph}(x) = \sum_{i=1}^{n} {x_i}^2 \quad (۶)$$
$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

نتیجه‌ی اعمال تابع Sphere به بردار x، برابر با مجموع مربعات مؤلفه‌های $x_1, x_2, \dots, x_n$ بود و خروجی تابع، حد پایین تابع (x) Sphere بود. تعداد متغیرهای مجهول nVar=۲۰ بود. در این مسأله، عملکرد محصول تولیدی (تن بر هکتار) به‌عنوان خروجی مدل بهینه در نظر گرفته شد و متغیرهای مستقل شامل بذر، دیزل، بنزین، ماشین‌های کشاورزی، برق، نیروی کار، کمپوست، کاه و کلش، کودهای شیمیایی ازت، پتاس، فسفات و سولفات روی، سموم شیمیایی قارچ‌کش، آفت‌کش و علف‌کش و متغیر وابسته شامل عملکرد محصول برای ۱۲۰ مزرعه در نظر گرفته شد. بدین منظور، برای ایجاد نسل آغازین و تعریف موقعیت آغازین آرایه زنبورهای پیشرو از تابع repmat به ابعاد [n Scout Bee × 1] استفاده شد. نحوه اختصاص پاسخ‌های هر نسل در شکل ۱ آمده است. تعداد پاسخ‌های جدید ایجادشده در هر نسل برابر با ۹۰۰ عضو بود و تعداد تکرار الگوریتم زنبور عسل مصنوعی ۲۰۰ در نظر گرفته شد (شکل ۲).



شکل ۱– تخصیص پاسخ هر نسل

Fig.1. Response assignment of each generation

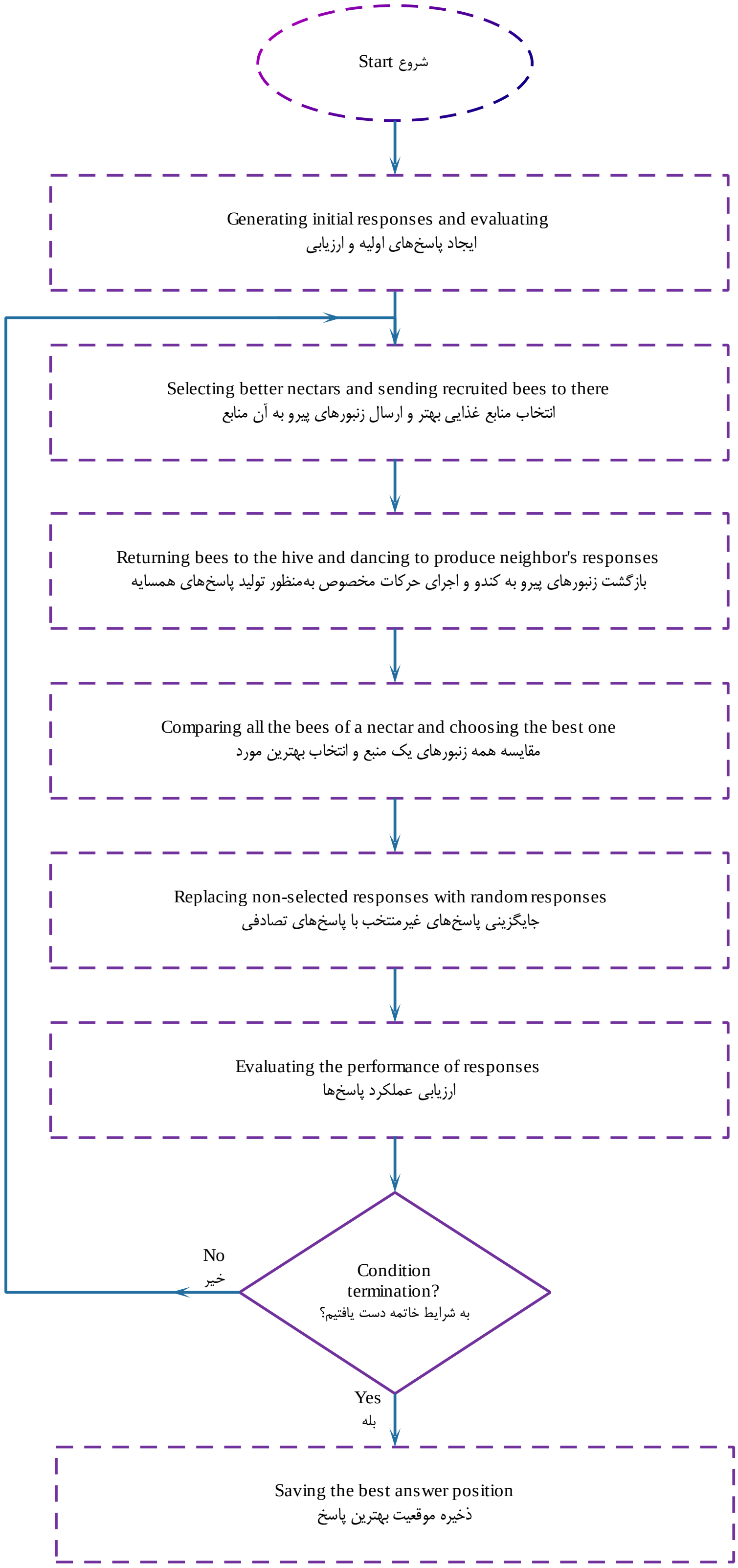
برای تعریف قیدهای مسئله، تعداد مناطق غذایی که به آنان زنبور اختصاص داده شد (n Selected Sites) کمتر از تعداد مناطق نخبه منتخب (n Selected Elite Sites) بود. همچنین تعداد زنبورهای پیرو اختصاص‌یافته به یک منطقه غذایی نخبه‌ی انتخاب‌شده (n Selected Elite Site Bees) بیش‌تر از تعداد زنبورهای پیرو تخصیص یافته به منطقه غذایی انتخاب‌شده (n Selected Site Bees) قرار داده شد.

الگوریتم ژنتیک

پس از آن‌که مسئله بیشینه‌سازی عملکرد شلتوک با الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی تشکیل شد، از آن به‌عنوان تابع برازندگی در الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی متغیرهای ورودی استفاده شد. هدف از بهینه‌سازی پیدا کردن بیشینه تابع هدف Z بود. در این‌حالت پیدا کردن مقادیری برای متغیر (ژن)های x_1 تا x_{19} مد نظر بود تا تابع Z به‌ازای آن‌ها بیشترین مقدار (پاسخ =کروموزوم) عملکرد محصول را به خود گیرد (Karaboga & Akay, 2009).

به مجموعه کروموزوم‌ها (به‌ازای مقادیر مختلف مصرف نهاده‌ها) جمعیت گفته می‌شود. ارزیابی مناسب بودن یک کروموزوم با معیاری که از تابع برازندگی به‌دست می‌آید، سنجش می‌شود و برای این‌که شانس بقای کروموزوم بیشتر باشد، احتمال بقای آن متناسب با مقدار برازندگی در نظر گرفته می‌شود. فعالیت عملگر انتخاب[1]، به گونه‌ای است که پاسخ‌های دارای برازندگی بهتر توسط تابع انتخاب با احتمال بیشتری انتخاب شوند. همین‌طور، به کمک عملگر تلفیق[2]، از دو پاسخ انتخاب‌شده، یک پاسخ تولید می‌شود و عملگر جهش[3] یک متغیر از پاسخ را به‌صورت تصادفی انتخاب کرده و توسط تابع جهش برای حفظ تنوع جمعیت و تعمیم فضای جستجو، اطلاعات پاسخ را تغییر می‌دهد (Yang, 2013).

1- Selection
2- Crossover
3- Mutation



شکل ۲- الگوریتم زنبور عسل مصنوعی

Fig.2. Artificial Bee Colony algorithm

در تحقیق حاضر، نوع جمعیت بردار دوگانه و اندازه آن ۱۰۰ در نظر گرفته شد. همچنین، جهت مهاجرت پیشرو، مقدار فاصله‌ی مهاجرت برابر با ۲۰ و مقادیر کسر مهاجرت، جریمه اولیه و ضریب جریمه به‌ترتیب برابر با ۰/۱، ۱۰ و ۱۰۰ بودند (Imani *et al.*, 2020). معیار توقف پس از ۲۰۰ تکرار بود. برای آزمون و آموزش مدل، از ۲۰ تا ۷۲ داده از مجموعه داده‌های آموزش‌یافته[1] (TDS) به شکل تصادفی استفاده شد (Taki & Farhadi, 2021). برای رفع مشکل برون‌یابی حاصل از انتخاب تصادفی، روش اعتبارسنجی متقاطع k لایه[2] استفاده شد. در این روش ابتدا کل داده‌ها، تصادفی شده و سپس به k (در اینجا ۵) زیر مجموعه تقسیم‌بندی شدند. k-۱ زیر مجموعه برای آموزش و یک زیر مجموعه برای آزمون مدل استفاده شد. این عمل ۲۰ بار تکرار شده و در انتها شاخص‌های عملکردی مدل در مرحله آموزش و آزمون مشخص شدند. همچنین از بین (۱۰۰=۲۰×۵) مجموعه داده مختلف، یک مجموعه به‌عنوان بهترین مجموعه انتخاب شد که دارای بیشترین ضریب تبیین، بازده مدل و نیز عملکرد قابل قبول خطای مدل در هر دو مرحله آموزش و آزمون بود (روابط ۷ تا ۱۰).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(A_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(A_i - \bar{A}_i)^2} \quad (۷)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(A_i - P_i)^2} \quad (۸)$$

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{A_i - P_i}{A_i}\right|}{n} \quad (۹)$$

$$EF = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(A_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(A_i - \bar{P}_i)^2} \quad (۱۰)$$

در روابط (۷) تا (۱۰)، P_i، A_i، $\bar{A}_I$ و $\bar{P}_i$ به‌ترتیب مقادیر پیش‌بینی، محاسباتی، میانگین مقدار محاسباتی و میانگین مقدار پیش‌بینی برای i-امین مزرعه بود.

همچنین از دیدگاه آماری، مدل برازش‌شده، از طریق آزمون برابری میانگین، واریانس و توزیع آماری ارزیابی شدند. فرض صفر نشان از تساوی میانگین، واریانس و توزیع آماری هر دو مجموعه داده محاسباتی و پیش‌بینی دارد. برای ارزیابی فرض‌های آماری به‌ترتیب از آزمون‌های t زوج[3]، آزمون F^4 و آزمون اندرسون-دارلینگ[5] استفاده شد. هر فرضیه در سطح احتمال ۹۵ درصد با پارامتر p آزمون شد. بنابراین از تشابه دو مجموعه داده محاسباتی و پیش‌بینی زمانی استنباط می‌شود که p-value>۰/۰۵ باشد.

نتایج و بحث

میانگین انرژی ورودی و خروجی در تولید دو رقم شلتوک مورد مطالعه در جدول ۲ نشان داده شده است. میانگین انرژی ورودی و خروجی در رقم هاشمی به‌ترتیب ۵۵/۹۷۳ و ۳۰/۷۴۲ گیگاژول بر هکتار به‌دست آمد. این مقادیر برای رقم جمشیدی به‌ترتیب ۵۴/۷۹۶ و ۶۲/۵۲۲ گیگاژول بر هکتار بود. بیشترین سهم میزان مصرف انرژی در نهاده ماشین‌های کشاورزی حاصل شد. این میزان در رقم هاشمی ۵۳/۸۸ درصد و جمشیدی ۵۴/۹ درصد به‌دست آمد. کمترین میزان مصرف انرژی متعلّق به نهاده کاه و کلش بود. در رقم جمشیدی انرژی مصرفی انواع کودها نسبت به رقم هاشمی کمتر بود؛ این در حالی است که در بررسی محقّقان فقط انرژی مصرفی کود شیمیایی فسفات در رقم مرغوب نسبت به رقم پُرمحصول بیشتر بوده است (Taheri-Rad *et al.*, 2017). علّت تفاوت در مصرف کود شیمیایی فسفات دو رقم در این مطالعه نسبت به تحقیق ایشان را می‌توان گرایش کشاورزان و صاحبان مزرعه به استفاده هرچه بیشتر از نهاده‌های شیمیایی با توجّه به ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی خاک و مورفولوژیکی رقم‌های مختلف عنوان نمود. اگرچه، میزان انرژی مصرفی انواع سموم شیمیایی به‌جز قارچ‌کش در رقم مرغوب بیشتر گزارش شده است (Taheri-Rad *et al.*, 2017). بیشترین بخش مصرف انرژی پس از انرژی ماشین‌های کشاورزی، مربوط به انرژی مصرفی سوخت دیزل بود، که در رقم هاشمی سوخت بیشتری مصرف شد. در مطالعات مشابه، مجموع انرژی مصرفی مزارع کشت رایج برنج در شهرستان‌های تالش از گیلان، بابل از مازندران و مینودشت از گلستان به‌ترتیب ۵۵، ۶۲/۴ و ۶۴/۲ گیگاژول بر هکتار بیان شده است به‌طوری که سهم نهاده‌های مصرفی سوخت دیزل و ماشین‌های کشاورزی به‌ترتیب با ۳۷/۲۵ و ۲۵/۷۵ درصد بیشترین مقدار را به خود اختصاص داده‌اند (Kazemi, Kamkar, Lakzaei, Badsar, & Shahbyki, 2015)، که از این منظر با نتایج تحقیق حاضر همسو بود. همچنین، مقایسه دو رقم نشان داد در رقم جمشیدی میزان مصرف کود فسفات و مواد آلی در هر هکتار به‌ترتیب ۲۸/۲۴۳ و ۷۸/۳۵۷ درصد کمتر از مقدار مشابه در رقم هاشمی بود. بیشترین تفاوت در انرژی مصرفی، با توجّه به میانگین مصرف انرژی نهاده‌های ورودی در مراحل مختلف تولید برنج ارقام هاشمی و جمشیدی در شکل ۳ نشان داده شده است.

بر این اساس، سهم مجموع عملیات زراعی آماده‌سازی زمین، خاک‌ورزی اولیه از میانگین کل انرژی مصرفی به‌ترتیب در ارقام هاشمی و جمشیدی برابر با ۱۷/۸۶ درصد (۹/۹۹ گیگاژول بر هکتار) و ۱۶/۴۱ درصد (۸/۹۹ گیگاژول بر هکتار) بود.

1- Training Data Set
2- K-fold cross validation
3- Paired t-test
4- F-test
5- Anderson-Darling test

جدول ۲- میانگین انرژی نهاده‌ها و ستانده در دو رقم شلتوک بر حسب مگاژول بر هکتار

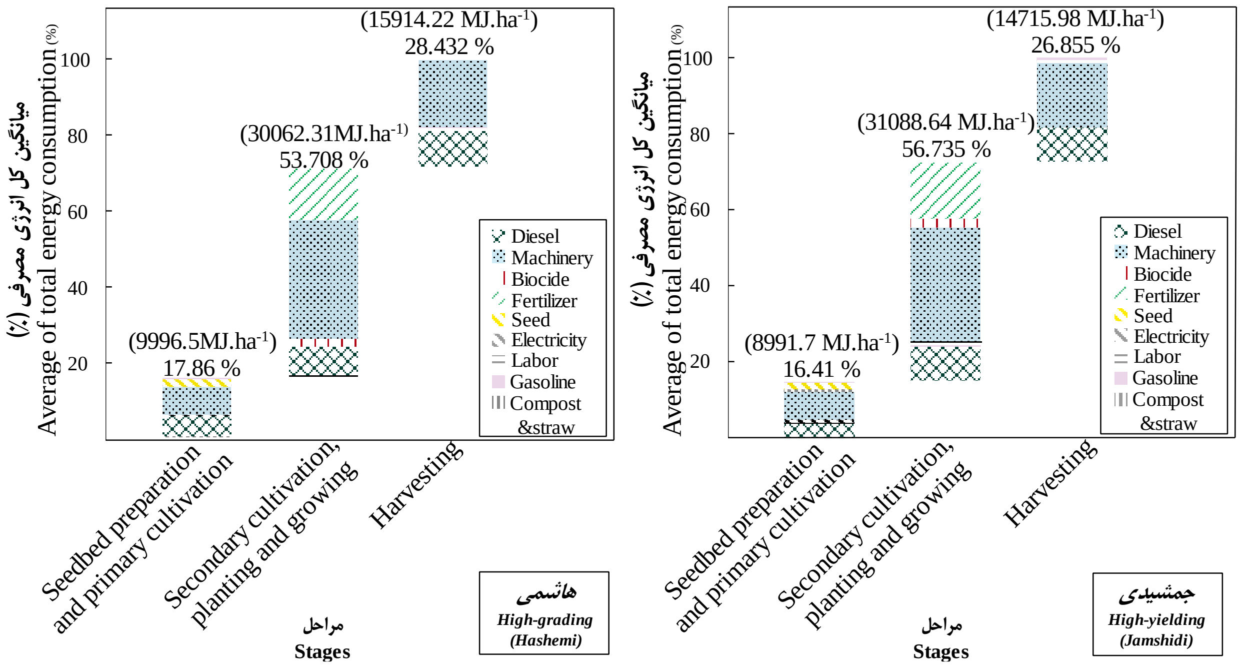
Table 2- The average energy inputs and output of two cultivars of paddy (MJ.ha^{-1})

نهاده Input	هاشمی Hashemi	جمشیدی Jamshidi	تفاوت (٪) Difference %	نهاده/ستانده Input/output	هاشمی Hashemi	جمشیدی Jamshidi	تفاوت (٪) Difference %
نیروی کار Labor				سولفات روی ZincSulphate	1219.5	1081.61	12.748
نیروی‌کار مرد Male Labor	333.98	334.41	-0.13	سوخت‌ها و برق Fuels & Electricity			
نیروی‌کار زن Female Labor	168.5	166.01	1.5	دیزل Diesel	12979.04	12546.41	3.44
ماشین‌های کشاورزی Agricultural Machinery				بنزین Gasoline	42.3	49.54	-17.1
تراکتور Tractor	25111	25865.33	-3	برق Electricity	661.24	643.29	2.79
پادلر Puddler	787.67	596.72	32	مواد آلی Organic matter			
روتیواتور Rotavator	960.22	926.06	3.688	بذر برنج Seed	1591.00	1273.03	24.977
نشاءکار Planter	498.88	481.94	3.514	کمپوست Compost	390.89	309.59	26.26
دروگر Reaper	699.3	618.22	13.135	کاه وکلش Straw	38.2	30.05	27.12
خرمنکوب Thresher	1261.28	1262.77	-0.118	سموم شیمیایی Biocides			
کودهای شیمیایی Fertilizers				علف‌کش Herbicide	252.28	210.95	19.592
نیتروژن Nitrogen	5955.98	5591.17	6.524	آفت‌کش Pesticide	1128.68	1143.55	-1.317
فسفات Phosphate	1092.11	851.58	28.243	قارچ‌کش Fungicide	253.22	206.62	22.553
پتاس Potash	507.74	491.96	3.207	مجموع مصرفی Total Consumed	55973.03	54796.32	
				ب) ستانده B) Output مجموع عملکرد Total yield	30742	62522	

در مرحله آماده‌سازی زمین و خاک‌ورزی اولیه، میانگین انرژی سوخت دیزل مصرفی در رقم هاشمی نسبت به رقم جمشیدی ۱۴۵/۶۳ مگاژول بر هکتار بیشتر بود. علّت این میزان افزایش را می‌توان در تعداد دفعات و ساعات بیشتر استفاده از ماشین‌های کشاورزی در مزارع رقم هاشمی به سبب پاسخگویی به احتیاجات بیشتر رشد رویشی نسبت به رقم جمشیدی دانست؛ در تحقیقات باروآه و همکاران، گوگوی و همکاران (Baruah, Gogoi, & Gogoi, 2010, Gogoi, Baruah, & Gupta, 2008) نیز به این موضوع اشاره شد که ارقام محلی دارای وزن خشک ریشه‌ای (صفات ریشه‌ای) بیشتر بوده و به دنبال آن اهتمام بیشتر در عملیات خاک‌ورزی نیاز است. همچنین نتایج تحقیق فلاح شمسی و همکاران (Fallah-Shamsi, Pirdashti, Ebadi, Esfahani, & Raeini, 2017) نشان داد ارقام عملکرد شلتوک بالاتر مقدار صفات ریشه کمتری دارند. بر اساس شکل ۳، انرژی مصرفی در مرحله خاک‌ورزی ثانویه، کاشت و داشت در ارقام هاشمی و جمشیدی به‌ترتیب (۳۰/۰۶۲ گیگاژول بر هکتار) ۵۳/۷۰۸ درصد و (۳۱/۰۸۸ گیگاژول بر هکتار) ۵۶/۷۳۵ درصد از کل انرژی مصرفی را شامل شد که در این مرحله انرژی مصرفی ماشین‌های کشاورزی بیشترین سهم انرژی مصرفی را به خود اختصاص داد. در رقم هاشمی میزان استفاده از آفت‌کش، علف‌کش و قارچ‌کش به‌ترتیب ۱/۱۲۸ گیگاژول بر هکتار، ۲۵۳/۲۲ مگاژول بر هکتار و ۲۵۲/۲۸ مگاژول بر هکتار بود و این میزان در رقم جمشیدی به‌ترتیب ۱/۱۴۳ گیگاژول بر هکتار، ۲۰۶/۶۲ مگاژول بر

هکتار و ۲۱۰/۹۵ مگاژول بر هکتار به‌دست آمد که به‌جز مصرف آفت‌کش، سایر سموم در رقم هاشمی به‌طور چشم‌گیری افزایش استفاده وجود داشت. در تحقیق پیشگر کومله و همکاران (Pishgar-Komleh, Sefeedpari, & Rafiee, 2011) میانگین استفاده از آفت‌کش، علف‌کش و قارچ‌کش در شهرستان لنگرود از گیلان به‌ترتیب ۷۰۳/۷۱ مگاژول بر هکتار (۱/۷۹ درصد)، ۱/۵ گیگاژول بر هکتار (۳/۸۲ درصد)، ۱۰۸/۹۸ مگاژول بر هکتار (۰/۴۶ درصد) از مجموع کل انرژی عنوان شده که علّت تفاوت با نتایج تحقیق حاضر را می‌توان در نکات مدیریت عملیات زراعی دانست.

هفت روز پس از مشاهده ۸۰ درصد حالت شیریِ سفت، مرحله برداشت محصول با داس آغاز می‌شود (Sharifi, Aghkhani, & Rohani, 2021). سهم مرحله برداشت از کل انرژی ورودی در رقم‌های جمشیدی و هاشمی به‌ترتیب برابر با ۲۶/۸۵۵ درصد (۱۴/۷۱۵ گیگاژول بر هکتار) و ۲۸/۴۳۲ درصد (۱۵/۹۱۴ گیگاژول بر هکتار) بود. مقاومت به ورس (خوابیدگی) در رقم جمشیدی از دلایل مهّم کاهش استفاده از نهاده‌های ماشین‌های کشاورزی و سوخت به لحاظ کاهش اضافه بار در این مرحله بود.



شکل ۳– سهم توزیع انرژی ورودی‌ها در سه مرحله (مگاژول بر هکتار)

Fig.3. Share of energy input distribution across three stages (MJ.ha^{-1})

مدل GA-ABC

پنج سری داده متشکل از ۵۰ تا ۹۰ درصد داده‌های آموزش‌یافته، برای متغیرهای ورودی به کمک روش اعتبارسنجی متقاطع پنج لایه با ۲۰ تکرار ارزیابی شد که منجر به تشکیل ۱۰۰ مجموعه آموزش و آزمون متفاوت شد. نتایج میانگین شاخص‌های ارزیابی مدل GA-ABC در دو مرحله آموزش و آزمون برای رقم هاشمی در جدول ۳ و رقم جمشیدی در جدول ۴ آمده است. افزایش تخصیص داده‌های آموزش‌یافته (از ۵۰ تا ۷۰ درصد) موجب افزایش عملکرد (دقّت و صحّت) مدل منتج نشد، امّا طبق نتایج جدول ۳ و ۴، پس از استفاده از ۸۰ و ۹۰ درصد داده‌های آموزش‌یافته برای شش مجموعه ورودی، ارزیابی شاخص‌ها نشان از برتری مدل GA-ABC با ۸۰ درصد داده‌های آموزش‌یافته در برآورد مدل برای مقادیر بهینه عملکرد محصول شلتوک داشت؛ به این معنی که هرچه از مجموعه مبسوط‌تری استفاده شد، می‌توان به برآورد مدل در شرایط جدید اطمینان بیشتری داشت (Baradaran Motie, Aghkhani, Rohani, & Lakzian, 2019). بنابراین ۸۰ درصد داده‌های آموزش‌یافته شرط لازم جهت برآورد مقادیر بهینه عملکرد محصول دو رقم شلتوک را دارا بود.

در تحقیق بلندنظر و همکاران (Bolandnazar, Rohani, & Taki, 2019) مدل‌های توابع پایه شعاعی[1] (RBF)، پرسپترون چندلایه[2] (MLP) و ماشین بردار پشتیبان[3] (SVM) در روش اعتبارسنجی متقاطع پنج لایه مورد مقایسه قرار گرفت که در بهترین حالت میانگین ضریب تبیین برابر با ۰/۹۸ در مدل RBF به‌دست آمد.

1- Radial Basis Functions
2- Multi-layer Perceptron
3- Support Vector Machine

جدول ۳– نتایج مدل GA-ABC با روش اعتبارسنجی متقاطع در مرحله‌های آموزش و آزمون برای رقم هاشمی

Table 3- Results of GA-ABC model with cross-validation method in training and test phases for the Hashemi cultivar

متغیرهای ورودی Input variables	TDS	Test				Train			
		R^2	RMSE ($\times 10^{-3}$)	MAPE ($\times 10^{-3}$)	EF	R^2	RMSE ($\times 10^{-3}$)	MAPE ($\times 10^{-3}$)	EF
نیروی کار Labor	90	0.9090	1.0300	2.5500	0.8802	0.9032	1.0400	2.5561	0.9007
	80	**0.9091**	**1.0299**	**2.5498**	**0.8802**	**0.9032**	**1.0400**	**2.5560**	**0.9008**
ماشین‌های کشاورزی Agricultural machinery	90	0.8905	1.1131	2.5771	0.8625	0.8940	1.1130	2.5551	0.8886
	80	**0.8915**	**1.1128**	**2.5770**	**0.8625**	**0.8943**	**1.1129**	**2.5545**	**0.8893**
سموم Biocides	90	0.9034	1.0980	2.4436	0.8895	0.9090	1.1037	2.4421	0.8980
	80	**0.9038**	**1.0978**	**2.4436**	**0.8899**	**0.9096**	**1.1032**	**2.4419**	**0.8985**
کودشیمیایی Fertilizers	90	0.9094	1.0400	2.2610	0.8893	0.9096	1.0224	2.2010	0.8905
	80	**0.9098**	**1.0398**	**2.2610**	**0.8896**	**0.9099**	**1.0222**	**2.2009**	**0.8908**
سوخت‌ها و برق Fuels & Electricity	90	0.9115	1.0055	2.2805	0.8998	0.8956	1.1009	2.2906	0.9055
	80	**0.9119**	**1.0051**	**2.2805**	**0.8999**	**0.8959**	**1.1009**	**2.2901**	**0.9059**
مواد آلی Organic matters	90	0.9096	1.0087	2.0190	0.8993	0.9098	1.0599	2.2301	0.9088
	80	**0.9099**	**1.0084**	**2.0189**	**0.9003**	**0.9107**	**1.0595**	**2.2299**	**0.9098**

جدول ٤– نتایج مدل GA-ABC با روش اعتبارسنجی متقاطع در مرحله‌های آموزش و آزمون برای رقم جمشیدی

Table 4- Results of GA-ABC model with cross-validation method in training and test phases for the Jamshidi cultivar

متغیرهای ورودی Input variables	TDS	Test				Train			
		R^2	RMSE ($\times 10^{-3}$)	MAPE ($\times 10^{-3}$)	EF	R^2	RMSE ($\times 10^{-3}$)	MAPE ($\times 10^{-3}$)	EF
نیروی کار Labor	90	0.9231	0.9775	1.2220	0.9413	0.9532	0.9668	1.0029	0.9509
	80	**0.9235**	**0.9774**	**1.2220**	**0.9415**	**0.9539**	**0.9662**	**1.0022**	**0.9509**
ماشین‌های کشاورزی Agricultural machinery	90	0.9166	0.9634	1.4487	0.9309	0.9511	0.9619	1.0001	0.9333
	80	**0.9177**	**0.9630**	**1.4474**	**0.9317**	**0.9512**	**0.9619**	**1.0000**	**0.9338**
سموم Biocides	90	0.9090	0.9510	1.0243	0.9199	0.9469	0.9667	1.0442	0.9377
	80	**0.9093**	**0.9510**	**1.0242**	**0.9199**	**0.9469**	**0.9667**	**1.0442**	**0.9379**
کودشیمیایی Fertilizers	90	0.9128	0.9677	1.0020	0.9335	0.9502	0.9532	1.0201	0.9250
	80	**0.9129**	**0.9677**	**1.0020**	**0.9341**	**0.9503**	**0.9532**	**1.0201**	**0.9256**
سوخت‌ها و برق Fuels & Electricity	90	0.9188	0.9851	1.0770	0.9228	0.9600	0.9335	1.0904	0.9508
	80	**0.9196**	**0.9850**	**1.0770**	**0.9233**	**0.9607**	**0.9331**	**1.0900**	**0.9518**
مواد آلی Organic matters	90	0.9102	0.9666	1.1047	0.9000	0.9441	0.8596	1.0412	0.9234
	80	**0.9112**	**0.9665**	**1.1037**	**0.9008**	**0.9451**	**0.8596**	**1.0403**	**0.9244**

برای بررسی دقیق‌تر مدل از مقایسات آماری میانگین، واریانس و توزیع آماری دو مجموعه داده محاسباتی و پیش‌بینی شده استفاده شد. بهترین مدل از این دیدگاه، مدلی است که توانایی برآورد مجموعه داده‌های پیش‌بینی را با نداشتن اختلاف معنی‌دار با مجموعه داده‌های واقعی نشان دهد و یا به عبارت دیگر فرض صفر رد نشود (p-value>0.05) (Rohani, Abbaspour-Fard, & Abdolahpour, 2011). جدول ۵، مقادیر p مقایسات آماری و شاخص‌های ارزیابی مرتبط را نشان می‌دهد. بر اساس جدول ۵، مقایسات آماری و شاخص‌های ارزیابی برحسب اینکه چه مجموعه داده‌ای برای آموزش و آزمون مدل پیشنهاد شد، نتایج نسبتاً ثابتی را بیان کرد. بدین صورت که برای هر دو مرحله آزمون و آموزش بین میانگین، واریانس و توزیع آماری هر دو سری داده در سطح یک درصد اختلاف معنی‌داری وجود ندارند. به عبارتی دیگر سازوکار نخبه‌گرائی الگوریتم زنبور عسل مصنوعی به‌عنوان تابع برازندگی الگوریتم ژنتیک توانست صلاحیّت لازم جهت برآورد مقادیر بهینه عملکرد محصول دو رقم شلتوک را به‌دست آورد.

در شکل ۴، چگونگی توافق بین عملکرد محاسباتی و عملکرد پیش‌بینی‌شده برای دو مرحله آموزش و آزمون آمده است. بر این اساس، شیب خط رگرسیونی و عرض از مبدأ در هر دو رقم به‌ترتیب نزدیک یک و صفر بود. توافق بین عملکرد محاسباتی و عملکرد پیش‌بینی‌شده در رقم هاشمی در مقایسه با رقم جمشیدی به خط ۴۵ درجه نزدیک‌تر بود و تعداد نقاط بیشتر در بازه دو خط ٪۱۰+ و ٪۱۰− انحراف از خط رگرسیون واقع شدند.

جدول ۵- نتایج شاخص‌های ارزیابی و مقایسه آماری مقادیر محاسباتی و پیش‌بینی مدل GA-ABC

Table 5- Results of evaluation indexes and statistical comparison of the observed and predicted values

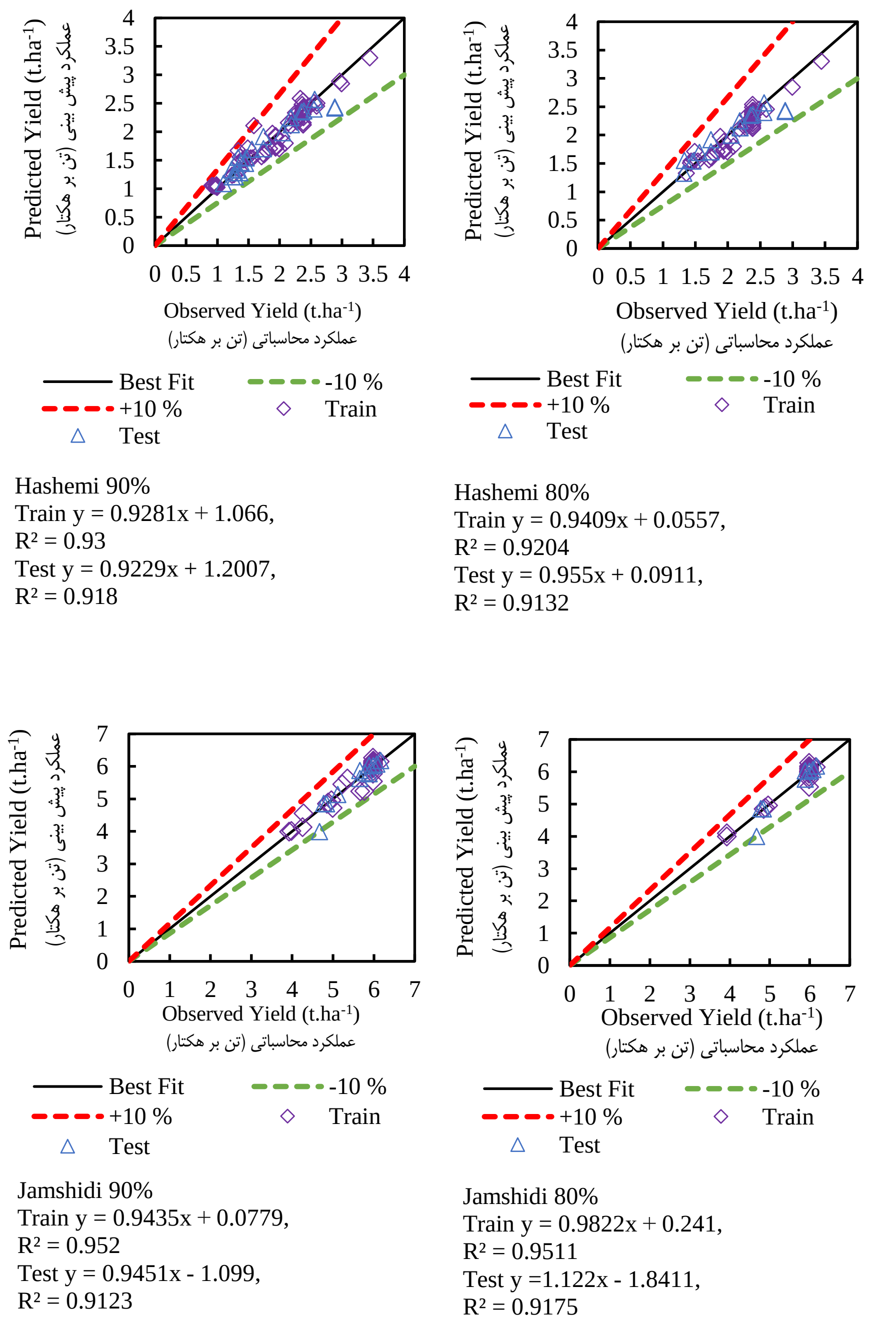
			P-value						
			میانگین Mean	واریانس STD	توزیع Distribution	R^2	RMSE ($\times10^{-3}$)	MAPE ($\times10^{-3}$)	EF
هاشمی Hashemi	محاسباتی Observed	آزمون Test	0.9033	0.9440	0.8330	0.9411	0.0028	0.0051	0.9655
		آموزش Train	0.9385	0.9621	0.8640	0.9421	0.0022	0.0055	0.9669
		مجموع Total	0.9290	0.9660	0.8590	0.9441	0.0023	0.0045	0.9778
	پیش‌بینی Predicted	آزمون Test	0.8950	0.9322	0.9122	0.9207	0.0013	0.0017	0.9881
		آموزش Train	0.8989	0.9660	0.9220	0.9232	0.0019	0.0011	0.9887
		مجموع Total	0.9022	0.9610	0.9330	0.9265	0.0011	0.0009	0.9880
جمشیدی Jamshidi	محاسباتی Observed	آزمون Test	0.8828	0.9000	0.8655	0.9321	0.0018	0.001	0.9804
		آموزش Train	0.8810	0.9120	0.9533	0.9311	0.0040	0.0051	0.9807
		مجموع Total	0.8890	0.9880	0.9777	0.9312	0.0019	0.0090	0.9808
	پیش‌بینی Predicted	آزمون Test	0.8550	0.9040	0.9128	0.9204	0.0003	0.0009	0.9917
		آموزش Train	0.8960	0.9000	0.9260	0.9367	0.0026	0.0008	0.9940
		مجموع Total	0.9000	0.9010	0.9545	0.9357	0.0006	0.0007	0.9979

بهینه‌سازی عملکرد شلتوک

پس از به‌کارگیری ۸۰ درصد داده‌های آموزش‌یافته به‌عنوان مجموعه برتر، از این مجموعه برای بهینه‌سازی مقادیر محاسباتی استفاده شد. نتایج بهینه‌سازی منابع مصرفی ماشین‌های کشاورزی، سوخت، نیروی انسانی و کاه و کلش در شکل ۵ آمده است.

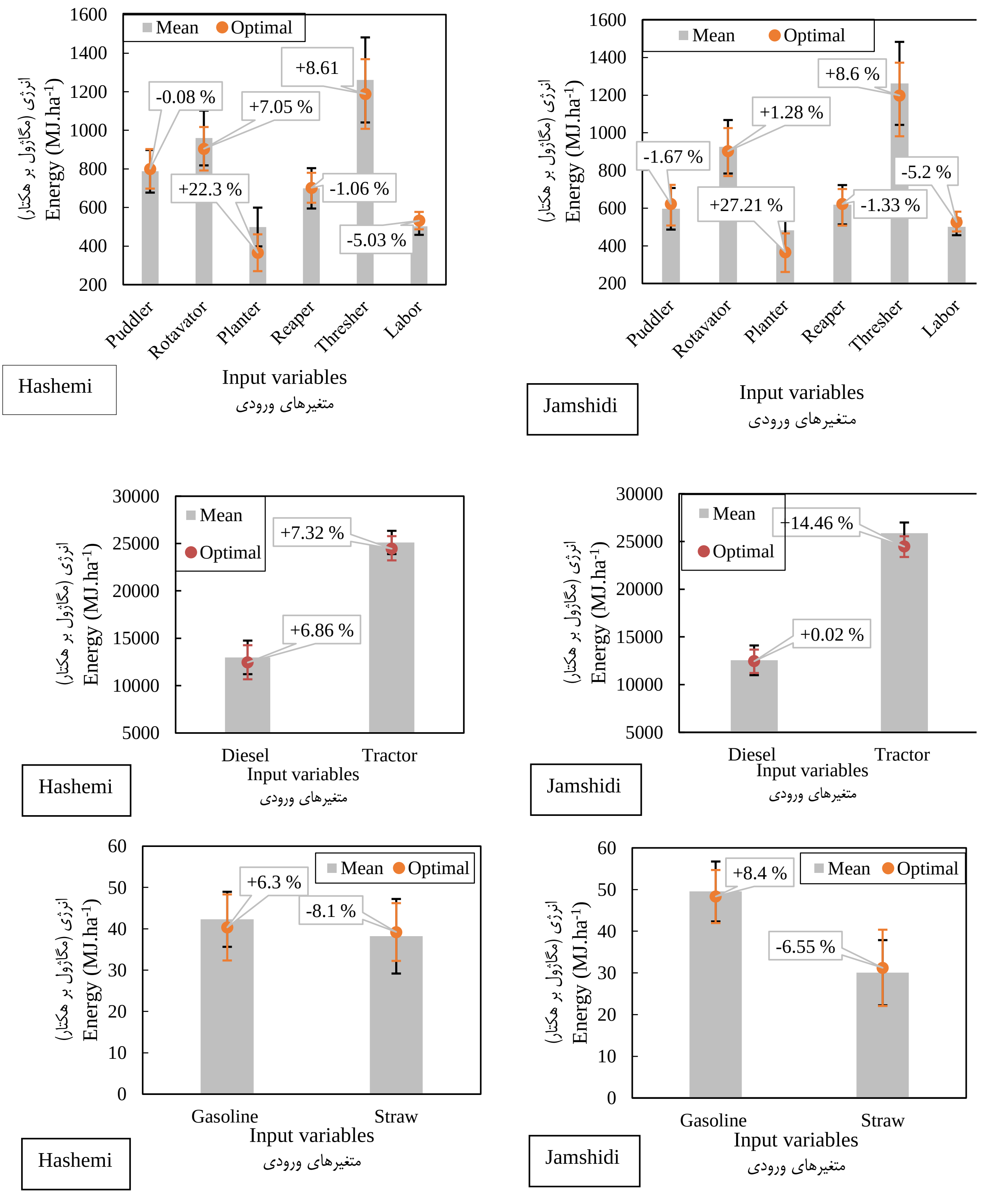
نتایج بهینه‌سازی و صرفه‌جویی در مصرف انرژی برای استفاده از ماشین‌های کشاورزی روتیواتور، نشاءکار، خرمنکوب و تراکتور در رقم هاشمی به‌ترتیب ۷/۰۵ درصد، ۲۲/۳ درصد، ۸/۶۱ درصد و ۷/۳۲ درصد به‌دست آمد. این میزان در رقم جمشیدی به‌ترتیب ۱/۲۸ درصد، ۲۷/۲۱ درصد، ۸/۶ درصد و ۱۴/۴۶ درصد بود (شکل ۵) و بیانگر آن است که استفاده از اکثر ماشین‌های کشاورزی بیش از حد (مقدار) بهینه بوده است. البته استفاده از ماشین‌های کشاورزی پادلر و دروگر کمتر از مقدار بهینه است که به‌دلیل استفاده ناکارآمد از این ماشین‌ها بود. بنابراین مصرف انرژی در ماشین‌های پادلر و دروگر به صرفه نبود. مدیریت مصرف انرژی در مرحله خاک‌ورزی و آماده‌سازی بستر کشت و به دنبال آن کاشت محصول، اصلاحات اولیه و بهینه‌سازی ماشین‌های کشاورزی، تطابق با شرایط زراعی هر محل و استفاده کارا از توان ماشین‌های کشاورزی می‌تواند موجب بهبود مصرف انرژی شود (Chauhan, Mohapatra, & Pandey, 2006).

همچنین بر اساس شکل ۵، در رقم جمشیدی بر خلاف رقم هاشمی میانگین مصرف بهینه انرژی دیزل از میانگین مقدار مصرف، صرفه‌جویی بسیار ناچیزی (۰/۰۲ درصد) داشت؛ در حالی که این مورد صرفه‌جویی در رقم هاشمی به ۶/۸۶ درصد رسید. بر اساس نتایج انجام شده، در مزارع شهرستان رشت بیشترین صرفه‌جویی، در بخش مصرف سوخت دیزل بوده است (Nabavi-Pelesaraei, Abdi, Rafiee, & Taromi, 2014)؛ که لزوم توجّه هرچه بیشتر به سوی افزایش کیفیت سوخت ضروری می‌باشد. میانگین صرفه‌جویی انرژی بنزین در رقم‌های هاشمی و جمشیدی به‌ترتیب به میزان ۶/۳ درصد و ۸/۴ درصد بود.



شکل ٤- پراکندگی مقادیر محاسباتی در برابر مقادیر پیش‌بینی‌شده عملکرد شلتوک

Fig.4. Cross correlation of the observed and predicted values of paddy yield

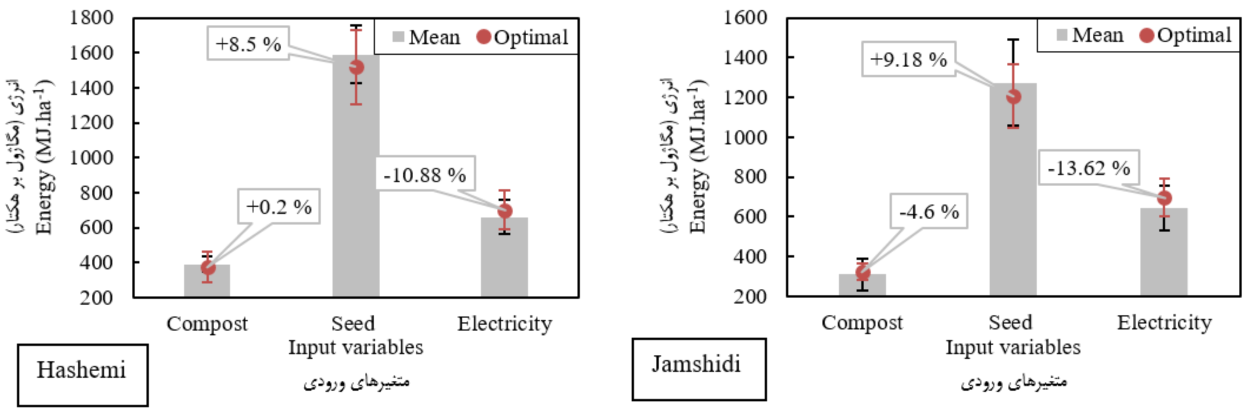


شکل ۵– مقایسه مقادیر انرژی مصرفی و بهینه متغیرهای ورودی (خطوط مشکی و قرمز به‌ترتیب نشانگر انحراف معیار مقدار میانگین و بهینه می‌باشند)

Fig.5. Comparison between the consumed and optimum energy input variables (The black and red bars represent the standard deviation of the mean and optimal, respectively)

با توجّه به این‌که فقط بنزین مصرفی نشاءکار مدّ نظر بود و از سایر موقعیت‌های مصرف بنزین در حمل و نقل صرف نظر شد، بنابراین لزوم نظارت و پایش واردات نشاءکار با توجّه به شرایط اقلیمی منطقه و تأثیر زیاد سوخت‌های فسیلی بر آلایندگی محیط‌زیست، باید بیش از پیش مورد توجّه قرار گیرد. همچنین، در مورد نیروی کار مقدار انرژی بهینه از میانگین انرژی مصرفی توسط نیروی کار کمتر بود؛ به عبارت دیگر صرفه‌جویی منفی شد. در بررسی نیروی کار مجموع ساعات کار افرادی که به‌طور مستقیم و غیر مستقیم در اجرای عملیات زراعی نقش داشتند، لحاظ شد. در رقم هاشمی در مراحل اول تا سوم به‌ترتیب ۵۴/۲۸، ۱۹۶/۶۵ و ۲۵۱/۵۵ مگاژول بر هکتار و در رقم جمشیدی ۵۰/۶۲، ۲۰۱/۵۱ و ۲۴۸/۲۹ مگاژول بر هکتار مصرف شد. طبق نتایج تحقیق حاضر در هر دو رقم صرفه‌جویی مصرف انرژی صورت نپذیرفت (شکل ۵). به این معنی که تفاوت در میانگین مصرف انرژی و مقدار بهینه مصرف انرژی در رقم هاشمی و جمشیدی به‌ترتیب ۵/۰۳ درصد و ۵/۲ درصد مشاهده شد. در تحقیق نبوی پله‌سرایی و همکاران (Nabavi-Pelesaraei *et al.*, 2019) این تفاوت، به میزان ۴۰/۷۵ درصد به‌دست آمد و از این لحاظ که، مصرف انرژی نیروی کار کمتر از مقدار بهینه بود می‌توان گفت با نتایج تحقیق حاضر مطابقت دارد. استفاده از کاه و کلش بر جای مانده از کشت سال قبل در هر دو رقم از مقدار بهینه کمتر بود. پیشنهاد می‌شود از فناوری ترسیب کربن استفاده شود تا با بازگرداندن بقایا، کاه و کلش بوته برنج به خاک و پوسیده شدن آن به مرور زمان سبب حفظ کربن در خاک، افزایش محتوای مواد آلی خاک، کاهش مصرف کودهای شیمیایی و در نهایت کاهش آلودگی محیط‌زیست شود (Wang *et al.*, 2021).

در شکل ۶، نتایج مقادیر میانگین انرژی مصرفی و بهینه کمپوست، بذر و برق آمده است.

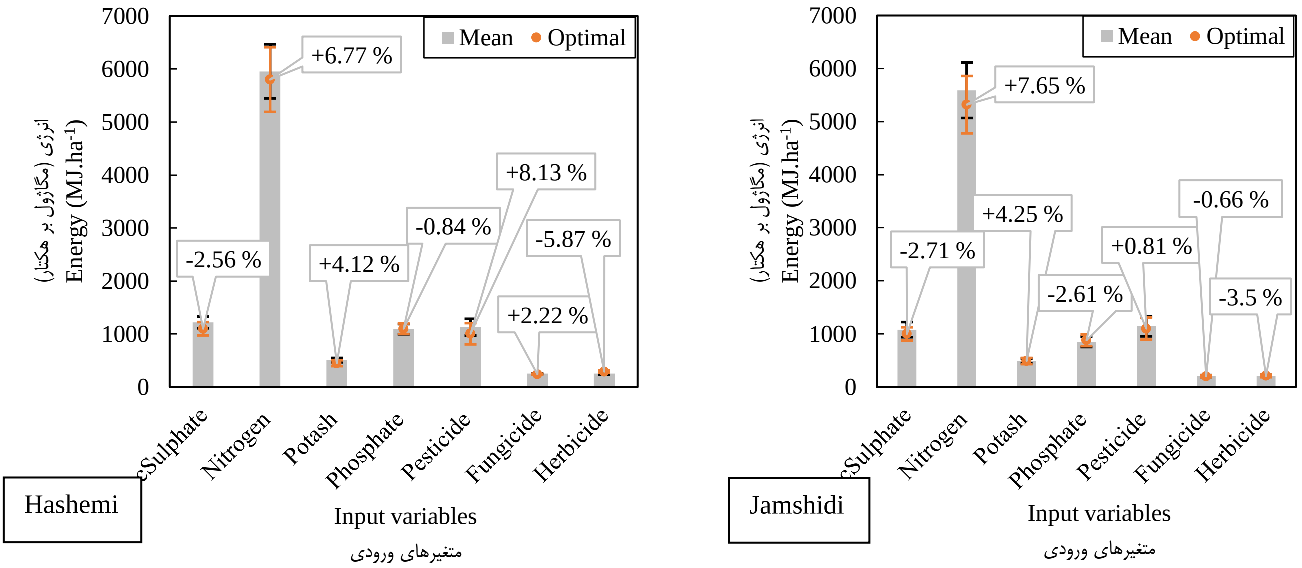


شکل ٦– مقایسه مقادیر انرژی مصرفی و بهینه متغیرهای ورودی (خطوط مشکی و قرمز به‌ترتیب نشانگر انحراف معیار مقدار میانگین و بهینه می‌باشند)

Fig.6. Comparison between the consumed and optimum energy input variables (The black and red bars represent the standard deviation of the mean and optimal values, respectively)

بر اساس شکل ۶، میانگین مصرف انرژی نهاده‌های کمپوست و بذر در رقم جمشیدی کمتر از مقدار مشابه در رقم هاشمی بود. کشت رقم پُرمحصول و کم کربن همراه با کشت متراکم ضمن اطمینان از عملکرد بالا و پایدار محصول، نسبت به رقم محلی انتشار گاز گلخانه‌ای متان کمتری خواهد داشت (Jiang *et al.*, 2017). در رقم هاشمی، صرفه‌جویی انرژی مصرفی کمپوست ناچیز (۰/۲ درصد) بود، ولی مصرف این نهاده در رقم جمشیدی صرفه‌جویی انرژی نداشت. همچنین، میانگین مصرف انرژی برق در هر دو رقم از مقدار بهینه کمتر بود. در تحقیق طاهری راد و همکاران (Taheri-Rad *et al.*, 2017) برق بیشترین سهم از مجموع صرفه‌جویی انرژی را به خود اختصاص داده است؛ علّت تفاوت نتایج این پژوهش با پژوهش ایشان را می‌توان در میزان استفاده از دستگاه پمپاژ آب و چراغ‌های روشنایی جهت رشد خزانه‌ها دانست. میانگین مصرف انرژی بذر در هر دو رقم بهینه بود؛ که نشان از استفاده مؤثر از این نهاده داشت.

در شکل ۷، نتایج مقادیر انرژی مصرفی و بهینه سموم و کودهای شیمیایی آمده است.



شکل ۷– مقایسه مقادیر انرژی مصرفی و بهینه متغیرهای ورودی (خطوط مشکی و قرمز به‌ترتیب نشانگر انحراف معیار مقدار میانگین و بهینه می‌باشند)

Fig.7. Comparison between the consumed and optimum energy input variables (The black and red bars represent the standard deviation of the mean and optimal values, respectively)

بر اساس شکل ۷، در بین کودهای شیمیایی، در هر دو رقم نهاده کود نیتروژن بیشترین صرفه‌جویی را از خود نشان داد. همین‌طور، از میان سموم شیمیایی، در هر دو رقم صرفه‌جویی مصرف انرژی آفت‌کش بیشینه بود. پیشنهاد می‌شود با کاهش مصرف کود نیتروژن، بهینه‌سازی روش‌های کوددهی و بهبود انواع کود ضمن افزایش عملکرد محصول، به‌طور مؤثری انتشار گاز گلخانه‌ای نیتروز اکساید را کاهش داد. در مزارع کشور مالزی مقایسه صرفه‌جویی انرژی دو روش کشت نشاءکاری و پخش بذر نشان داد سهم صرفه‌جویی مصرف کود نیتروژن در هر دو روش بیشترین میزان بوده است (Elsoragaby *et al.*, 2020). در مزارع کشور هند بیشترین صرفه‌جویی در مصرف مجموع کود شیمیایی به میزان ۳۲/۷ درصد بوده است (Chauhan *et al.*, 2006). نتایج تحقیق نبوی پله‌سرایی و همکاران (Nabavi-Pelesaraei *et al.*, 2017) نشان داد که در مزارع شهرستان رشت به‌طور میانگین می‌توان ۷۲ درصد اثرات آلایندگی زیست‌محیطی را نسبت به شرایط کشت رایج کاهش داد که نسبت به سایر نهاده‌ها، صرفه‌جویی در مصرف سم حشره‌کش دارای بیشترین مقدار بود.

بر اساس این موضوع که، به‌ازای یک هکتار زیر کشت رقم شلتوک‌های هاشمی و جمشیدی به‌ترتیب ۳۰/۷۴۲ و ۶۲/۵۲۲ گیگاژول حاصل شد، بنابراین باید مجموع مقادیر انرژی مصرفی بهینه (مقادیر مثبت در شکل‌های ۵ تا ۷) و انرژی مصرفی غیر بهینه (مقادیر منفی در شکل‌های ۵ تا ۷) در نظر گرفته شود. از این رو، نتایج بهینه‌سازی مصرف انرژی، در رقم هاشمی به‌ازای یک سطح زیر کشت، ۵۳/۹۶ درصد صرفه‌جویی مصرف انرژی را نشان داد. این میزان در رقم جمشیدی برابر با ۳۹/۴۱ درصد بود. با توجّه به این که میانگین انرژی ورودی در رقم جمشیدی برابر با ۵۴/۷۹۶ گیگاژول بر هکتار به‌دست آمد و ۱/۱۱۷ گیگاژول بر هکتار کمتر از مقدار مشابه در رقم هاشمی بود و از سوی دیگر میانگین انرژی خروجی در رقم جمشیدی ۳۱/۷۸ گیگاژول بر هکتار بیشتر از مقدار مشابه در رقم هاشمی به‌دست آمد، بنابراین با توجّه تأثیرپذیری شدید محیط‌زیست از مزارع برنج پیشنهاد می‌شود از رقم جمشیدی به‌عنوان جایگزین رقم هاشمی استفاده شود.

نتیجه‌گیری

با توجّه به اهتمام جهانی به مسئله انرژی، انتشار گازهای گلخانه‌ای و نیز گرایش به سمت مکانیزاسیون و انرژی محور شدن بخش کشاورزی، توازن و تعادل نهاده‌ها و محصولات کشاورزی امری بسیار ضروری است. از این رو، هدف از این مطالعه بررسی، مقایسه، مدل‌سازی عملکرد و بهینه‌سازی انرژی شلتوک رقم‌های مرغوب و پُرمحصول در شهرستان رضوانشهر از استان گیلان بود. نتایج نشان داد که در رقم هاشمی و رقم جمشیدی میانگین کل انرژی مصرفی به‌ترتیب ۵۵/۹۷۳ و ۵۴/۷۹۶ گیگاژول بر هکتار به‌دست آمد. در هر دو رقم به‌ترتیب سهم مصرف انرژی ماشین‌های کشاورزی و دیزل

بیشترین مقدار بود و سهم مصرف انرژی در مرحله خاک‌ورزی ثانویه، کاشت و داشت بیشتر از مراحل دیگر بود. به‌منظور مدل‌سازی عملکرد محصول شلتوک و بهینه‌سازی مصرف انرژی از تلفیق الگوریتم زنبور عسل مصنوعی و الگوریتم ژنتیک استفاده شد و نتایج مقایسات آماری و شاخص‌های ارزیابی نشان داد که میانگین مصرف انرژی از مقادیر بهینه فاصله چشم‌گیری دارد. بیشترین صرفه‌جویی در مصرف انرژی در ماشین‌های کشاورزی در رقم جمشیدی و از آنِ نهاده تراکتور بود. در رقم هاشمی در نهاده خرمنکوب مشاهده شد. در کنار عدم استفاده از ماشین‌های کشاورزی فرسوده و مستهلک و همین‌طور کاهش استفاده از ماشین‌های نامناسب وارداتی باید درصدد طراحی، ساخت، ارزیابی و بهینه‌سازی قطعات و ماشین‌های مخصوص ارقام شلتوک کشت شده کشور بود. در این زمینه، بهره‌گیری از هوش مصنوعی می‌تواند مؤثر واقع شود. با توجّه به این‌که میانگین مصرف غیرقابل چشم‌پوشی نهاده کود نیتروژن در رقم هاشمی و جمشیدی به‌ترتیب ۵/۹۵۵ و ۵/۵۹۱ گیگاژول بر هکتار به‌دست آمد، می‌توان با مدیریت روش‌های نوین کوددهی، تولید و واردات کودهای با کارایی بالا ضمن افزایش عملکرد محصول به‌طور مؤثرتری انتشار آلاینده‌های زیست‌محیطی را کاهش داد. بر اساس نتایج این تحقیق، می‌توان از تلفیق الگوریتم‌های زنبور عسل مصنوعی و ژنتیک در شناسایی مهّم‌ترین نهاده در تغییر عملکرد محصول (تحلیل حساسیت)، مقایسه و برآورد سود خالص استفاده کرد. همین‌طور، از تلفیق الگوریتم‌های زنبور عسل مصنوعی، ژنتیک و ماشین‌های بردار پشتیبان می‌توان در طبقه‌بندی رقم‌های مختلف شلتوک استفاده کرد. همچنین، می‌توان از الگوریتم زنبور عسل مصنوعی همراه با سایر الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای بهینه‌یابی الگوی تردّد ماشین‌های کشاورزی در مزرعه، بهینه‌سازی شاخص بهره‌وری آبیاری مزرعه، بهبود دقّت مدل پیش‌بینی دمای آب مزرعه با هدف کاهش ریسک ضایعات برنج و ارائه مدل بهینه در زنجیره تأمین برنج بهره‌گرفت.

مشارکت نویسندگان

سینا شریفی: جمع‌آوری داده‌ها، مفهوم‌سازی، روش‌شناسی، خدمات نرم‌افزاری، پردازش داده‌ها، استخراج و تهیه متن اولیه، ویرایش متن، اعتبارسنجی و تصویرسازی نتایج

نگار حافظی: خدمات نرم‌افزاری، پردازش داده‌ها، استخراج و تهیه متن اولیه و ویرایش متن

محمدحسین آق‌خانی: نظارت و مدیریت و ویرایش متن

References

1. Anissa, R. D., Mahmudy, W. F., & Widodo, A. W. (2019). Optimisation of Rice Fertiliser Composition Using Genetic Algorithms. *Knowledge Engineering and Data Science*, *2*(2), 72-81.
2. Baradaran Motie, J., Aghkhani, M. H., Rohani, A., & Lakzian, A. (2019). Modeling the Effective Parameters on Accuracy of Soil Electrical Conductivity Measurement Systems Using RBF Neural Network. *Journal of Agricultural Machinery*, *9*(1), 139-154. (in Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jam.v9i1.66489
3. Baruah, K. K., Gogoi, B., & Gogoi, P. (2010). Plant Physiological and Soil Characteristics Associated with Methane and Nitrous Oxide Emission from Rice Paddy. *Physiology and Molecular Biology of Plants International. A Journal of Functional Plant Biology*, *16*, 79-91. https://doi.org/10.1007/s12298-010-0010-1
4. Behrang, M. A., Assareh, E., Assari, M. R., & Ghanbarzadeh, A. (2011). Using Bees Algorithm and Artificial Neural Network to Forecast World Carbon Dioxide Emission. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, *33*(19), 1747-1759. https://doi.org/10.1080/15567036.2010.493920
5. Bolandnazar, E., Rohani, A., & Taki, M. (2019). Energy Consumption Forecasting in Agriculture by Artificial Intelligence and Mathematical Models. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, *42*(13), 1618-1632. https://doi.org/10.1080/15567036.2019.1604872
6. Camci, E., Kripalani, D. R., Ma, L., Kayacan, E., & Khanesar, M. A. (2018). An Aerial Robot for Rice Farm Quality Inspection with Type-2 Fuzzy Neural Networks Tuned by Particle Swarm Optimization-Sliding Mode Control Hybrid Algorithm. *Swarm and Evolutionary Computation*, *41*, 1-8. https://doi.org/10.1016/j.swevo.2017.10.003
7. Chauhan, N. S., Mohapatra, P. K. J., & Pandey, K. P. (2006). Improving Energy Productivity in Paddy Production through Benchmarking: An Application of Data Envelopment Analysis. *Energy Conversion and Management*, *47*, 1063-1085. https://doi.org/10.1016/j.enconman.2005.07.004
8. Chen, X., Mao, Y., Ma, X., & Qi, L. (2020). A Tactile Method for Rice Plant Recognition Based on Machine Learning. *Sensors*, *20*(18), 5135. https://doi.org/10.3390/s20185135
9. Cochran, W. G. (1977). *Sampling Techniques*. John Wiley & Sons, New York.
10. Cubero, S., Aleixos, N., Albert, F., Torregrosa, A., Ortiz, C., García-Navarrete, O., & Blasco, J. (2014). Optimised Computer Vision System for Automatic Pre-grading of Citrus Fruit in the Field Using A Mobile Platform. *Precision agriculture 15*, 80-94. https://doi.org/10.1007/s11119-013-9324-7

11. Elsoragaby, S., Yahya, A., Mahadi, M. R., Nawi, N. M., Mairghany, M., Elhassan, S. M. M., & Kheiralla, A. F. (2020). Applying Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA) to Optimize the Energy Inputs and Greenhouse Gas Emissions (GHG) in Wetland Rice Production. *Energy Reports*, *6*, 2988-2998. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2020.10.010
12. Fallah-Shamsi, S. A., Pirdashti, H., Ebadi, A., Esfahani, M., & Raeini, M. (2017). Response of Root Characteristics and Dry Matter Partitioning in 40 Improved and Local rice (*Oryza sativa* L.) Genotypes Under Deficit Irrigation. *Journal of Crop Breeding*, *9*(22), 63-72. (in Persian). https://doi.org/10.29252/jcb.9.22.63
13. Geleta, D. K., & Manshahia, M. S. (2021). Artificial Bee Colony-Based Optimization of Hybrid Wind and Solar Renewable Energy System. *Research Anthology on Clean Energy Management and Solutions*. 819-842. https://doi.org/10.4018/978-1-5225-9420-8.CH017
14. Gogoi, N., Baruah, K. K., & Gupta, P. K. (2008). Selection of Rice Genotypes for Lower Methane Emission. *Agronomy for Sustainable Development*, *28*, 181-186. https://doi.org/10.1051/agro:2008005
15. Gracia, C., Diezma-Iglesias, B., Barreiro, P., Gardini, S. T., & Aditya, S. K. (2013). A Hybrid Genetic Algorithm for Route Optimization in the Bale Collecting Problem. *Spanish Journal of Agricultural Research*, *11*, 603-614. https://doi.org/10.5424/sjar/2013113-3635
16. Gummert, M., Cabardo, C., Quilloy, R., Aung, Y. L., Thant, A. M., Kyaw, M. A., Labios, R., Htwe, N. M., & Singleton, G. R. (2020). Assessment of Post-Harvest Losses and Carbon Footprint in Intensive Lowland Rice Production in Myanmar. *Scientific Reports*, *10*(1), 1-13. https://doi.org/10.1038/s41598-020-76639-5
17. Hosseinzadeh-Bandbafha, H., Safarzadeh, D., Ahmadi, E., & Nabavi-Pelesaraei, A. (2018). Optimization of Energy Consumption of Dairy Farms Using Data Envelopment Analysis - A case study: Qazvin city of Iran. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, *17*, 217-228. https://doi.org/10.1016/j.jssas.2016.04.006
18. Imani, A., Hosseinpour, S., Keyhani, A., & Azimzadeh, M. (2020). Modeling and Optimization of Oligonucleotide-Based Nanobiosensor Using Artificial Neural Network and Genetic Algorithm Based Procedure. *Iranian Journal of Biosystems Engineering*, *51*(1), 171-181. (in Persian with English abstract). https://doi.org/10.22059/ijbse.2019.290631.665231
19. Jiang, Y., Jan van Groenigen, K., Huang S., Bruce A. H., van Kessel C. H., Shuijin, Zhang, J., Wu, L., Yan, X., Wang, L., Chen, J., Hang, X., Zhang, Y., Horwath, W. R., Ye, R., Linquist, B. A., Song, Z., Zheng, C., Deng, A., & Zhang, W. (2017). Higher Yields and Lower Methane Emissions with New Rice Cultivars. *Global Change Biology*, *23*(11), 4728-4738. https://doi.org/10.1111/gcb.13737
20. Karaboga, D., & Akay, B. (2009). A Comparative Study of Artificial Bee Colony Algorithm. *Applied Mathematics and Computation*, *214*, 108-132. https://doi.org/10.1016/j.amc.2009.03.090
21. Kazemi, H., Kamkar, B., Lakzaei, S., Badsar, M., & Shahbyki, M. (2015). Energy Flow Analysis for Rice Production in Different Geographical Regions of Iran. *Energy*, *84*, 390-396. https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.03.005
22. Kitani, O., Jungbluth, T., Peart, R. M., & Ramdani, A. (1999). CIGR handbook of agricultural engineering. *Energy and Biomass Engineering*, *5*, 330.
23. Le Dinh, L., Vo Ngoc, D., & Vasant, P. (2013). Artificial Bee Colony Algorithm for Solving Optimal Power Flow Problem. *The Scientific World Journal*. https://doi.org/10.1155/2013/159040
24. Loganthurai, P., Rajasekaran, V., & Gnanambal, K. (2016). Evolutionary Algorithm Based Optimum Scheduling of Processing Units in Rice Industry to Reduce Peak Demand. *Energy*, *107*, 419-430. https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.04.027
25. Mousavi-Avval, S. H., Rafiee, S., & Mohammadi, A. (2011). Optimization of Energy Consumption and Input Costs for Apple Production in Iran Using Data Envelopment Analysis. *Energy*, *36*(2), 909-916. https://doi.org/10.1016/j.energy.2010.12.020
26. Nabavi-Pelesaraei, A., Abdi, R., Rafiee, S., & Taromi, K. (2014). Applying Data Envelopment Analysis Approach to Improve Energy Efficiency and Reduce Greenhouse Gas Emission of Rice Production. *Engineering in Agriculture, Environment and Food*, *7*(4), 155-162. https://doi.org/10.1016/j.eaef.2014.06.001
27. Nabavi-Pelesaraei, A., Rafiee, S., Mohtasebi, S. S., Hosseinzadeh-Bandbafha, H., & Chau, K. W. (2017). Energy Consumption Enhancement and Environmental Life Cycle Assessment in Paddy Production Using Optimization Techniques. *Journal of Cleaner Production*, *16*(2), 586-571. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.06.071
28. Nabavi-Pelesaraei, A., Rafiee, S., Mohtasebi, S. S., Hosseinzadeh-Bandbafha, H., & Chau, K. W. (2019). Assessment of Optimized Pattern in Milling Factories of Rice Production Based on Energy, Environmental and Economic Objectives. *Energy*, *169*, 1273-1259. https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.12.106
29. Nassiri, S. M., & Singh, S. (2009). Study on Energy Use Efficiency for Paddy Crop Using Data Envelopment Analysis (DEA) Technique. *Applied Energy*, *86*(7), 1320-1325. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2008.10.007
30. Ozkan, B., Akcaoz, H., & Fert, C. (2004). Energy input–output analysis in Turkish agriculture. *Renewable energy*, 29(1), 39-51. https://doi.org/10.1016/S0960-1481(03)00135-6
31. Pishgar-Komleh, S. H., Sefeedpari, P., & Rafiee, S. (2011). Energy and Economic Analysis of Rice Production under Different Farm Levels in Guilan Province of Iran. *Energy*, *36*(10), 5824-5831.

https://doi.org/10.1016/j.energy.2011.08.044
32. Pour-Bagher, R., Rohani, A., Rahmati, M. H., & Abbaspour-Fard, M. H. (2018). Modeling and Optimization of Drying Process of Paddy in Infrared and Warm Air Fluidized Bed Dryer. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*, *20*(3), 162-171.
33. Riahi, V., & Javan, F. (2016). The Role of Climate Comfort in the Diversification of Livelihood in Rural Areas. *Geography, Civil Engineering and Urban Management Studies*, *2*(4), 35-47. (in Persian with English abstract).
34. Rohani, A., Abbaspour-Fard, M. H., & Abdolahpour, S. (2011). Prediction of Tractor Repair and Maintenance Costs Using Artificial Neural Network. *Expert Systems with Applications*, *38*, 8999-9007. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.01.118
35. Salehi, M., Ebrahimi, R., Maleki, A., & Mobtaker, H. G. (2014). An assessment of energy modeling and input costs for greenhouse button mushroom production in Iran. *Journal of Cleaner Production*, *64*, 377-383. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.09.005
36. Sarai, H. (1993). *An Introduction to Research Sampling*. The Organization for Researching and Composing University Textbooks in the Humanities (SAMT), Tehran.
37. Shabri, A., Samsudin, R., & Hezzam, E. A. (2021). *Short-term co$_2$ emissions forecasting using multi-variable grey model and artificial bee colony (abc) algorithm approach.* PP 856-598 in F. Saeed F. Mohammed A. Al-Nahari eds. Innovative Systems for Intelligent Health Informatics. IRICT 2021. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-70713-2_54
38. Sharifi, S., Aghkhani, M. H., & Rohani, A. (2024). Investigation of Brown Rice Losses in the Drying Process. *Journal of Agricultural Machinery*, *14*(2). (in Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jam.2021.69208.1026
39. Sharma, D. K., & Jana, R. K. (2009). Fuzzy Goal Programming Based Genetic Algorithm Approach to Nutrient Management for Rice Crop Planning. *International Journal of Production Economics*, *1*(1), 12. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2009.05.009
40. Shukla, A. K. (2020). Multi-Population Adaptive Genetic Algorithm for Selection of Microarray Biomarkers. *Neural Computing and Applications*, *32*(15), 11897-11918. https://doi.org/10.1007/s00521-019-04671-2
41. Taheri-Rad, A., Khojastehpour, M., Rohani, A., & Khoramdel, S. (2017). Assessing the Energy Consumption Efficiency of Different Long Grain Rice Varieties in Golestan Province. *Cereal Research*, *7*(1), 51-66. (in Persian with English abstract). https://doi.org/10.22124/c.2017.2428
42. Taki, M., & Farhadi, R. (2021). Application of Artificial Neural Network Models (MLP and RBF) and Support Vector Machine (SVM) to Estimate the Shadow in Flat-Plate Solar Collectors in Iran. *Iranian Journal of Biosystems Engineering*, *52*(2), 197-209. (in Persian with English abstract). https://doi.org/10.22059/ijbse.2021.310127.665339
43. Van-Hung, N., Sander, B. O., Quilty, J., Balingbing, C., Castalone, A. G., Romasanta, R., Alberto, M. C. R., Sandro, J. M., Jamieson, C., & Gummert, M. (2019). An Assessment of Irrigated Rice Production Energy Efficiency and Environmental Footprint with In-field and Off-field Rice Straw Management Practices. *Scientific Reports*, *9*(1), 1-12. https://doi.org/10.1038/s41598-019-53072-x
44. Wan, S., Chang, S. H., Peng, C. T., & Chen, Y. K. (2017). A Novel Study of Artificial Bee Colony With Clustering Technique on Paddy Rice Image Classification. *Arabian Journal of Geosciences*, *10*(9), 215. https://doi.org/10.1007/s12517-017-2992-2
45. Wang, Y., Wu, P., Mei, F., Ling, Y., Qiao, Y., Liu, C., Leghari, S. H., Guan, X., & Wang, T. (2021). Does Continuous Straw Returning Keep China Farmland Soil Organic Carbon Continued Increase? A Meta-analysis. *Journal of Environmental Management*, *288*, https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.112391
46. Yang, X. S. (2013). Optimization and metaheuristic algorithms in engineering. PP 1-23 in A. H. Gandomi S. Talatahari and A. H. Alavi eds. Metaheursitics in Water, Geotechnical and Transport Engineering. Elsevier. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-398296-4.00001-5
47. Yarpiz. (2021). Bees Algorithm (BeA) in MATLAB: MATLAB Central File Exchange.
48. Yodkhum, S., Sampattagul, S., & Gheewala, S. H. (2018). Energy and Environmental Impact Analysis of Rice Cultivation and Straw Management in Northern Thailand. *Environmental Science and Pollution Research*, *25*(18), 17654-17664. https://doi.org/10.1007/s11356-018-1961-y
49. Zeng, S., Wu, T., Hu, L., Tang, L., & Liu, S. (2019). Crop Row Detection by ABC Clustering Algorithm in Paddy. *International Agricultural Engineering Journal*, *28*(1), 304-309.